第46卷 第7期
2023年7月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 46 No. 7
Jul. 2023

基于MGWR模型的黄河流域GPM卫星降水数据降尺度研究

柏 荷[1,2]， 明義森[1,2]， 刘启航[1,2]， 黄 昌[1,2,3]

（1. 陕西省地表系统与环境承载力重点实验室，陕西 西安 710127；2. 西北大学城市与环境学院，陕西 西安 710127；3. 西北大学城市与环境学院地表系统与灾害研究院，陕西 西安 710127）

摘 要：黄河流域地域广阔，但气象站点分布较少，导致气象资料短缺。卫星降水可以作为气象站点观测的重要补充，但其空间分辨率有限，导致其在区域研究中作用有限。以黄河流域作为研究区域，针对全球降水观测计划（GPM）卫星降水产品，以2002、2012年和2020年降水数据作为干旱年、标准年以及湿润年3个典型气候年份，在综合考虑归一化植被指数（NDVI）、数字高程模型（DEM）、坡度（Slope）、地表温度（LST）和风速（WDS）多种反映降水量空间分布特征的影响因子及其空间非平稳性特征的基础上，采用地理加权回归（GWR）模型、混合地理加权回归（MGWR）模型2种降尺度方法，得到了黄河流域1 km空间分辨率的降尺度降水数据，并进一步通过地面气象站点数据对降尺度结果进行验证。结果表明：（1）GPM年降水数据与地面气象站点观测数据在2002、2012年和2020年的黄河流域地区具有较高的相关性。（2）经MGWR模型降尺度的降水数据空间分辨率得到了显著提高，且在降水变化的空间细节表达方面较GWR模型更优。（3）在3个典型气候年份中，MGWR模型在降水量标准年中相对于GWR模型具有更高的准确性。研究结果能够为相关区域范围的降水降尺度研究提供宏观参考与借鉴，促进区域气候水文研究。

关 键 词：混合地理加权回归模型（MGWR）；地理加权回归模型（GWR）；全球降水观测计划（GPM）；黄河流域
文章编号：1000－6060(2023)07－1052－11(1052～1062)

降水作为全球水循环过程中的关键要素之一，获取高时空分辨率的降水数据在生态学、水文学和气象学研究等方面具有重要意义[1-3]。传统观测降水方法主要包括雨量计和雷达2种，然而这类观测方法站点数量有限且空间分布不均，使得高空间分辨率的降水数据资料匮乏，在研究降水方面数据受到限制[4]，同时，降水具有高时空异质性[5]，传统观测降水方法难以准确反映时空分布规律。随着卫星技术的发展，遥感反演降水为获取降水资料提供了一种新途径。卫星遥感数据具有不受天气和复杂地形影响、陆地海洋全覆盖、大面积、全天候观测等特点，因而成为获取降水时空变化信息的重要方式[6]。

近几十年来，许多机构和政府组织开发了一系列区域和全球的降水数据集，例如：利用人工神经网络从遥感卫星产品中估算降水量[7-9]；全球降水气候学项目（GPCP）[10-11]；热带降水观测任务（TRMM）[12]与全球降水观测计划（GPM）[13]等产品，这些降水产品为相关研究提供了有力的数据支持。GPM卫星计划是由美国宇航局（NASA）执行，日本宇宙航空开发机构（JAXA）以及欧盟等其他一些国际组织合作建设的主要用于气象预报的卫星监测系统。GPM IMERG（Integrated multi-satellit E retrievals for GPM）降水产品自发布以来，已经在世界各地开展了大量GPM卫星产品的适用性研究。Anjum等[14]在巴基斯坦北部进行了4个季节的

收稿日期：2022-09-21； **修订日期：**2022-11-17
基金项目：国家重点研发计划项目（2017YFC1502501）；陕西省自然科学基金（2021JM314）资助
作者简介：柏荷（1996-），女，硕士研究生，主要从事水文水资源遥感方面的研究. E-mail: baihhhe@163.com
通讯作者：黄昌（1986-），男，博士，副教授，主要从事水文水资源遥感方面的研究. E-mail: changh@nwu.edu.cn

TRMM与GPM降水数据的精度评估，得到GPM降水数据的降水量估算更加可靠的结论；Tan等[15]在新加坡地区进行了TMPA（TRMM multisatellite precipitation analysis）与GPM降水数据对比研究，证明GPM降水数据在降水空间变异性表现与降水估算能力方面具有更好的性能；Chen等[16]的研究中，GPM降水数据可以更加精确地估算中国降水，并且在新疆与青藏高原地区的降水量估算精度显著提高。根据现有研究内容，GPM降水数据在不同地区、时间尺度和地形条件下的性能差异很大。尽管GPM与TRMM降水数据相比，提高了对弱降水（<0.5 mm·h^{-1}）和固态降水的探测能力，及其时空分辨率、观测精度和准确性[4,6]，提供了更加可靠的降水估计，但是它们的空间分辨率往往过于粗糙，无法呈现降水空间分布的细微变化，所以有必要对卫星降水数据产品进行降尺度处理，以提高其精度和空间分辨率[17-18]，服务于区域尺度或更小尺度的精细化水文分析。

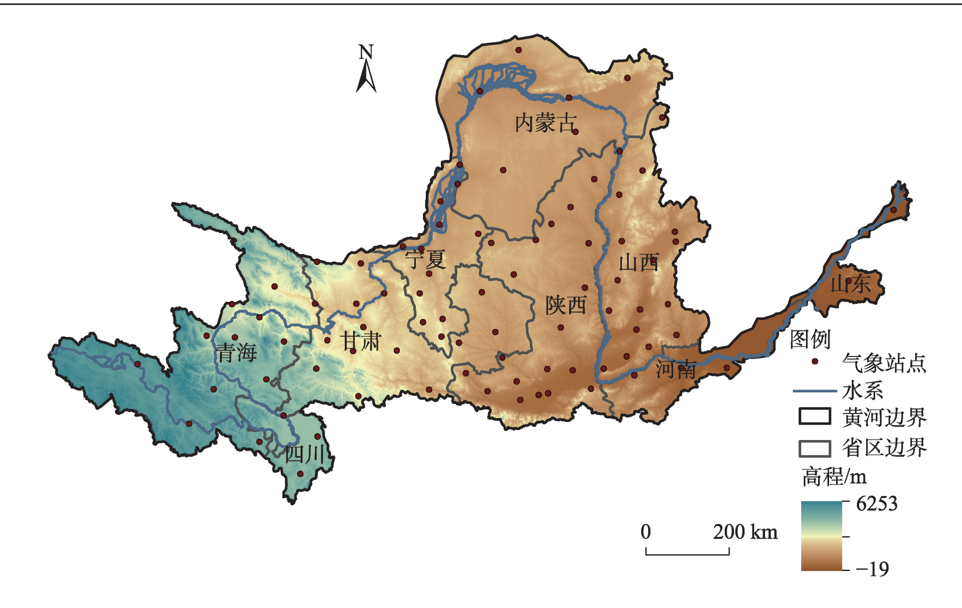
降尺度方法大体上可以分为动力降尺度和统计降尺度两大类[19]，相对于动力降尺度方法，统计降尺度因其具有计算量小节省时间、方法众多形式灵活、更易于操作等优点而被广泛应用于卫星遥感降水产品的降尺度研究中。地理加权回归（GWR）模型是具有代表性的统计降尺度方法，被广泛应用在卫星降水数据产品的降尺度研究中。Immerzeel等[20]通过建立TRMM降水数据与NDVI之间的指数模型，获取了伊比利亚半岛范围内空间分辨率为1 km的年降水数据；Jia等[21]在此基础上，通过构建TRMM数据与归一化植被指数（NDVI）、数字高程模型（DEM）的多元线性回归模型使柴达木盆地内降水数据的空间分辨率提高至1 km；温伯清等[22]基于GWR模型对陕西地区的GPM降水数据进行降尺度处理，发现GWR降尺度降水数据在陕西省内精度较好，能够较为准确地反映陕西省内的降水分布；曾昭昭等[23]采用GWR模型进行秦巴山区TRMM降水数据降尺度研究，发现GWR降尺度降水数据具有较强的适用性；崔路明等[24]基于GWR模型对中国三大流域的TRMM和GPM降水数据进行降尺度处理，得到了三大流域1 km分辨率的降尺度降水数据。GWR模型适合在环境变量具有明显的空间非平稳性下进行建模，但是在许多实际问题中，环境变量包括全局变量和局部变量2种类型，并且环境变量存在不具有空间非平稳性或者空间非平稳性较小可忽略不计的情况。降水是一种复杂的自然现象，其特点是在时间和空间上都具有显著的可变性[25-26]，并且影响降水的因素中可能同时包含空间平稳和空间非平稳2种类型。Arshad等[27]在印度河盆地通过建立TRMM降水数据与NDVI、DEM、坡度（Slope）、地表温度（LST）和风速（WDS）的GWR与混合地理加权回归（MGWR）模型，并通过地理比率分析（GRA）和地理差异分析（GDA）将降尺度降水数据与雨量站点降水数据进行合并，进一步提高了降尺度降水数据的准确性，因此，本文引入MGWR模型对卫星降水产品进行降尺度效果研究。

黄河流域是我国的三大流域之一也是降水的主要承载地。因此，本文以黄河流域作为研究区域，以地面气象观测站点降水数据作为真实值，通过与主流的GWR模型降尺度结果以及原始的GPM降水数据进行对比，分析MGWR模型在不同干湿气候条件下对黄河流域GPM降水数据的降尺度效果，以期为相关区域范围的降水降尺度研究提供宏观参考与借鉴，促进区域气候水文研究。

1 研究区概况

本文以黄河流域（95°50′~119°06′E，32°06′~41°48′N）作为研究区域，黄河发源于巴彦喀拉山脉，依次流经青藏高原、内蒙古高原和黄土高原、下游冲积平原3级阶梯（图1）。黄河流域属于我国典型的干旱、半干旱、半湿润气候区，流域总面积约79.46×10^4 km^2。根据黄河水利委员会提供的划分方案将黄河流域划分为上、中、下游3个区域[28]。

黄河流域地域广阔，整体地势西高东低，起伏显著且地貌复杂，由西向东依次分为西部、中部、东部，3个地区分别以青藏高原区、黄土高原区和黄淮海平原区为主。由于黄河流域受大气环流和季风环流影响的情况比较复杂，流域内东西气候差异显著，降水空间分布不均[29]，但是流域蒸发能力强，造成流域内旱灾事件影响面积广、持续时间长并且频繁发生[30-31]。因此，获得精确、快速的降水数据对黄河流域的干旱监测至关重要。



注:该图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2022)4312号的标准地图制作,底图边界无修改。下同。

图1 黄河流域气象站点分布

Fig. 1 Distribution of meteorological stations in the Yellow River Basin

2 数据与方法

2.1 数据来源与处理

2.1.1 降水数据 本文采用的GPM卫星降水数据(简称GPM数据)来源于NASA网站(https://www.nasa.gov/)。GPM卫星计划根据其数据反演算法不同提供了4个级别的产品,本文选取IMERG产品的最新版本IMERG V06(IMERG_final)中2001—2020年逐日的空间分辨率为0.1°×0.1°的GPM数据。该数据于2019年3月发布,它整合了可用的GPM、TMPA遥感器获取的信息,并进行互相校准、合并、插值和融合生成一致的降水数据,实现了2000年6月至今的降水估测[13]。

根据GPM数据提取黄河流域2001—2020年的年累积降水量信息,计算每年的年平均降水量及2001—2020年平均降水量,通过比较年平均降水量与2001—2020年平均降水量,选取3个典型气候年份(以降水量值最低的2002年作为干旱年,与年平均降水量值最接近的2012年作为标准年,降水量值最高的2020年作为湿润年),进行黄河流域GPM数据在不同降尺度模型下的降尺度精度研究(图2)。

2.1.2 环境变量 本文NDVI与LST均来源于NASA(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/),其中NDVI采用的是MOD13A3月合成植被指数数据,空间分辨率为1 km;MODIS LST系列数据产品中MOD11A2 LST,时间分辨率为8 d,空间分辨率为1 km。运用MRT(Modis reprojection tool)软件,对MOD13A3与MOD11A2数据进行预处理,NDVI采用最大值合成法生成。SRTM DEM数据来源于地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/),空间分辨率为90 m,运用ArcGIS进一步获取坡度(Slope)数据。

2.1.3 站点数据 气象站点观测数据来源于国家气象信息中心(http://data.cma.cn),本文选取黄河流域内86个气象站点的降水数据以及WDS数据,其中通过对WDS数据进行插值处理来获取WDS栅格数

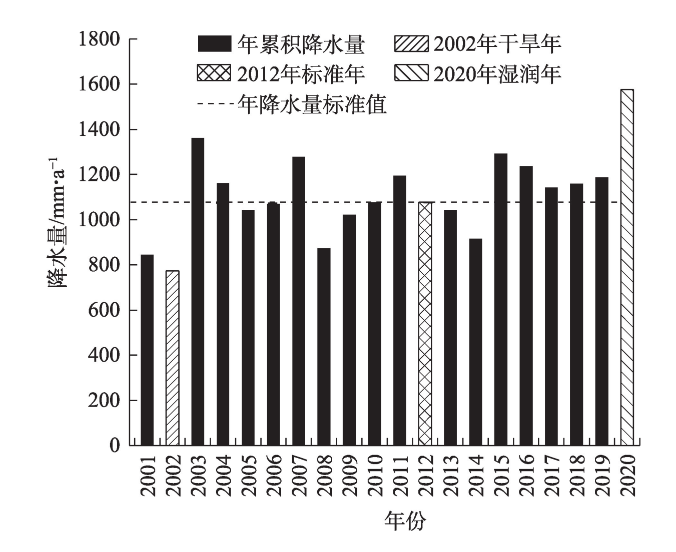


图2 2001—2020年黄河流域年降水累积量

Fig. 2 Annual precipitation accumulation in the Yellow River Basin from 2001 to 2020

据作为环境变量，降水数据作为真实值对降尺度前后的GPM卫星降水产品进行精度验证。

2.2 研究方法

2.2.1 降尺度方法

（1）GWR模型

GWR模型是Brunsdon等[32]于1996年提出的用来探测空间非平稳性的一种局部回归分析方法，是传统线性回归模型的扩展。其基本思想是变量间的关系随着空间位置的变化而变化，在回归中通过引入空间关系权重，将全局模型中的参数设定为地理位置的函数，用以估算研究区内任意位置的相关变量与解释变量的参数在空间中的变化。已有研究表明，NDVI、DEM、LST、Slope、WDS是影响降水的重要因素，因此本研究利用这5个环境变量作为辅助因子与GPM建立GWR模型（式1）。

$$Y_i = \beta_o(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon(u_i, v_i) \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \cdots, n$$

式中：Y_i为第i点的降水量（mm）；(u_i,v_i)为第i个位置点的经纬度坐标；$\beta_o(u_i,v_i)$为常数项；$\beta_k(u_i,v_i)$为第i个位置点上的第i个回归参数；X_{ik}为第k个空间因素在第i个位置点上的值；$\varepsilon(u_i,v_i)$为每个位置上的残差。

（2）MGWR模型

1999年Brunsdon等[33-34]在GWR模型基础上提出了MGWR模型。在实际问题中，空间关系中存在对因变量影响具有全局性质的解释变量，同时存在影响是局部的解释变量，因此对一个地理问题进行完整的空间建模需要在模型中进行全局变量与局部变量的区分。降水具有明显的空间异质性，影响降水的因素可能同时存在空间平稳与空间非平稳2种类型，因此MGWR模型通过引入全局变量，是能够解决空间非平稳性问题的有效数据分析方法（式2）。

$$Y_i = \text{全局变量}\left[\sum_{j=1}^{k} \alpha_j X_{ij}\right] + \text{局部变量}\left[\sum_{l=k+1}^{p} \beta_l(u_i, v_i) X_{il} + \varepsilon(u_i, v_i)\right] \quad (2)$$

式中：X_{ij}、X_{il}分别为第j、l个空间因素在第i个位置点上的值；α_j为全局回归的回归参数；$\beta_l(u_i,v_i)$为局部回归的回归参数；j=1, 2, ⋯, k，l=1, 2, ⋯, p。

本研究中，通过地理变异性测试计算差异标准值，根据差异标准值的正负区分研究区内全局变量与局部变量。本文分别对2002、2012年和2020年进行地理变异性测试检验，当差异标准值小于0时，说明辅助变量的空间变异性较弱，则将该变量作为全局变量；反之，则将该变量作为局部变量，具体如表1所示。

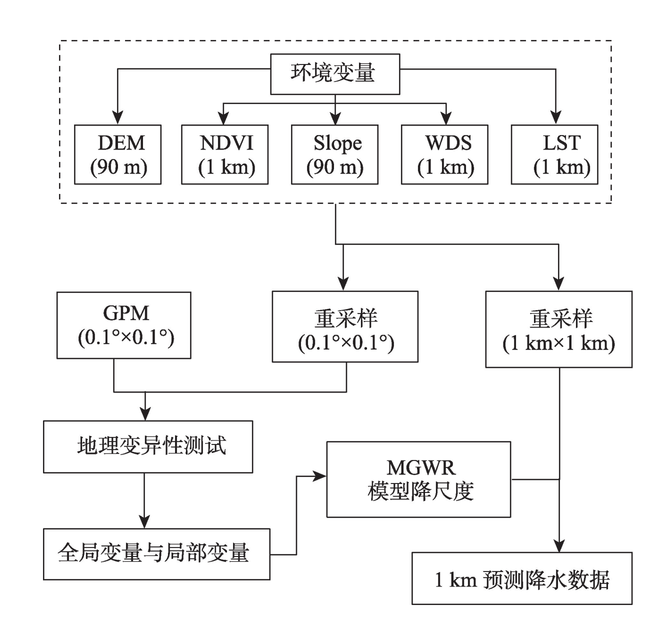
2.2.2 降尺度流程　降尺度方法基于2个基本假设进行：首先，降水量与环境变量之间存在可以用回归模型模拟与处理的空间关系；其次，在低空间分辨率下建立的模型可以利用环境变量数据进行高分辨率下的降水预测。本文通过MGWR模型与GWR模型对GPM数据进行降尺度操作，图3、图4中的流程图总结了MGWR和GWR模型降尺度流程，具体操作步骤如下：

表1　辅助因子的差异标准值

Tab. 1　Difference standard values of accessory factors

辅助因子	2002年	2012年	2020年
DEM	−13792.4780	111.5426	−38.1083
NDVI	−10307.8175	−14268.9533	−11486.5637
WDS	−13864.9890	−12589.8497	−11786.7153
Slope	283.4418	329.9034	374.2292
LST	291.0240	−6264.2374	227.1289

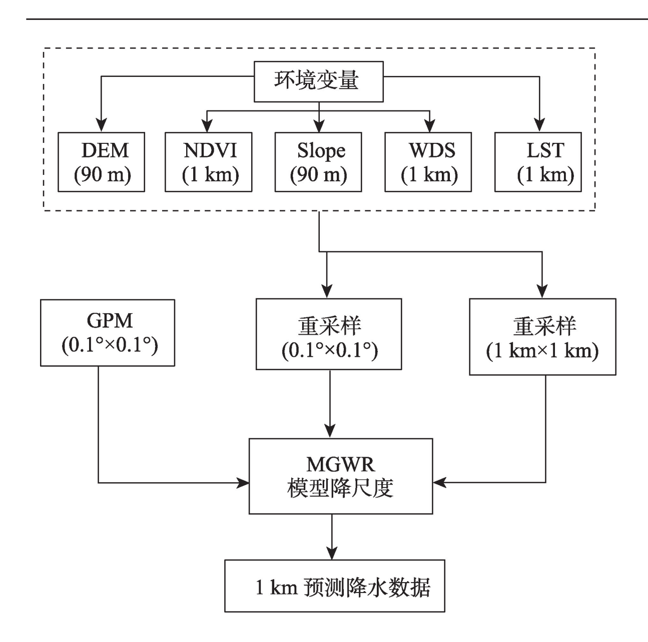
注：DEM为数字高程模型；NDVI为归一化植被指数；WDS为风速；Slope为坡度；LST为地表温度。下同。



注：DEM为数字高程模型；NDVI为归一化植被指数；WDS为风速；Slope为坡度；LST为地表温度；GPM为全球降水观测计划；MGWR为混合地理加权回归。下同。

图3　MGWR模型降尺度流程图

Fig. 3　Downscaling flow chart of MGWR model



注:GWR为地理加权回归。下同。

图4 GWR模型降尺度流程图

Fig. 4 Downscaling flow chart of GWR model

(1) 将NDVI、LST、DEM、Slope、WDS数据采用克里金插值方法重采样至与GPM数据相同的空间分辨率,以进行匹配。

(2) 通过地理变异性测试筛选出环境变量中的全局变量与局部变量,并建立重采样后环境变量与GPM数据之间的关系。

(3) 将重采样后环境变量数据与原始GPM数据建立GWR模型,得到GWR模型常数项、环境变量对应系数项以及残差结果;根据全局变量与局部变量的划分,将重采样后全局变量与局部变量按照式(2)建立MGWR模型,得到MGWR模型的常数项、环境变量对应系数项以及残差结果。

(4) 将0.1°×0.1°空间分辨率的GWR、MGWR模型的常数项、系数项以及残差数据进行栅格化处理,并运用克里金插值法重采样至1 km。

(5) 根据式(1)与式(2)分别进行计算,得到GWR与MGWR模型降尺度处理后空间分辨率为1 km的预测降水数据。

2.2.3 评价指标 为了检验降尺度结果的精度,将地面气象站点实测数据作为真实值与降尺度结果进行比较验证。采用决定系数(R^2)、偏差(Bias)以及均方根误差(RMSE)3个指标作为评价指标。R^2又称拟合优度,用以揭示降尺度结果与真实值之间的相关程度,值越大表明两者之间相关性越高。Bias表示降尺度结果与真实值之间的偏离程度,值越小,表明两者之间差异越小。RMSE用以表示降尺度结果和降水真实值的偏差,其值越小代表两者越接近。

计算公式如下:

$$R^2=\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2(Y_i-\bar{Y})^2}}\right)^2 \tag{3}$$

$$\mathrm{Bias}=\frac{\sum_{i=1}^{n}X_i}{\sum_{i=1}^{n}Y_i}-1 \tag{4}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-Y_i)}{n}} \tag{5}$$

式中:X_i、$\bar{X}$为站点所对应的降尺度后GPM降水数据栅格值、平均值;Y_i、$\bar{Y}$为气象站点数据、平均值;n为气象站点数。

3 结果与分析

3.1 原始数据精度验证

GPM数据在黄河流域内降水空间分布如图5a~c所示。利用研究区内86个地面气象观测站点降水量值为真值对其进行验证(图5d~f)。在黄河流域2002、2012年和2022年3个典型气候年中GPM数据的R^2均大于0.7;Bias分别为0.026、0.300、0.311;RMSE分别为62.144、72.644、115.091。总体上,GPM数据与真实值存在较好的相关性,但是由于降水的非线性特征、星载雷达的探测性能和反演技术的局限性,GPM数据和实际降水存在一定差异。

3.2 降尺度结果及其精度分析

3.2.1 GWR模型降尺度结果及其精度分析 采用GWR模型对GPM数据进行降尺度处理,得到了其在黄河流域2002、2012年和2022年3个典型气候年份中的1 km空间分辨率预测年降水数据空间分布图(图6a~c)。从图中可见,GWR降尺度数据(以下简称GWR数据)空间分辨率有明显的改善,从原始的0.1°×0.1°提升至1 km×1 km;同时,降水空间分布趋势与GPM数据整体上保持一致,并且随着空间分辨率的提高,降水空间分布细节相较于GPM数据表现更加清晰。

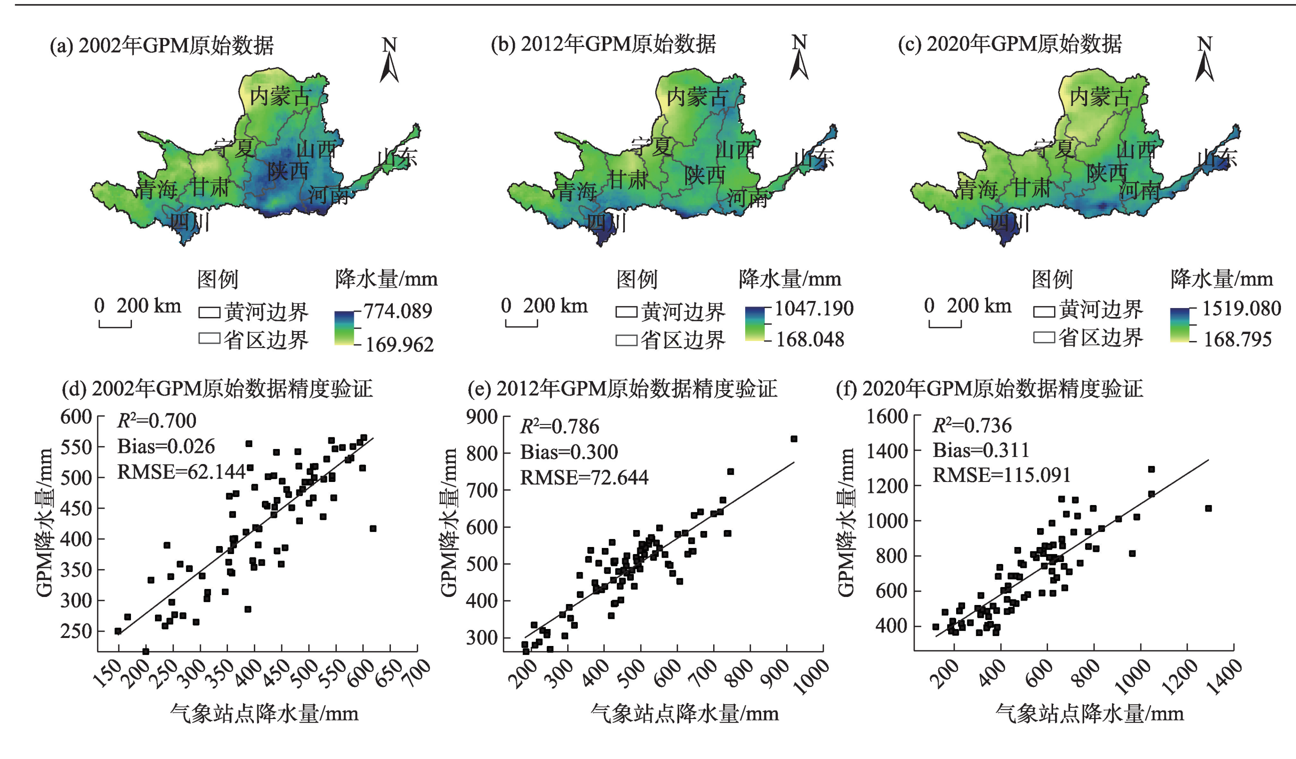


图5　黄河流域GPM卫星年降水量空间分布及其精度验证

Fig. 5　Spatial distribution and accuracy verification of GPM satellite annual precipitation in the Yellow River Basin

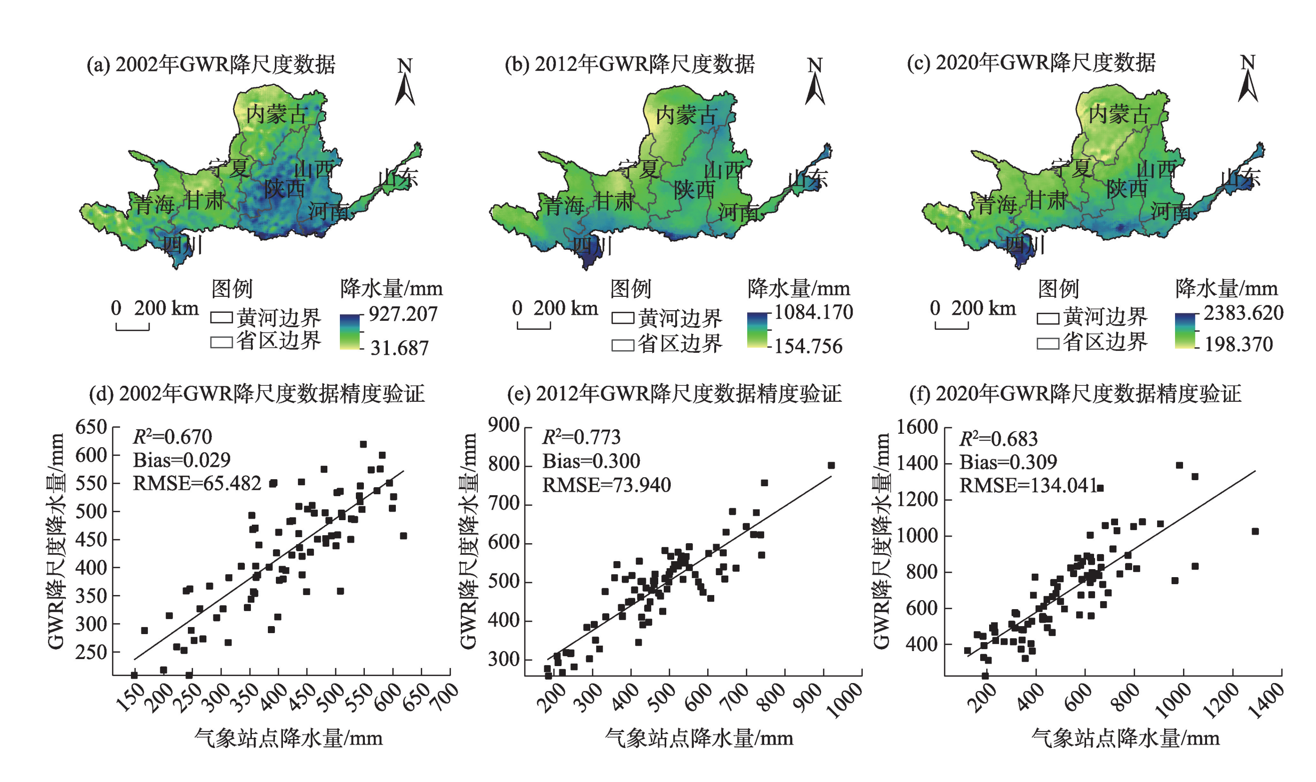


图6　黄河流域GWR降尺度数据年降水量空间分布及其精度验证

Fig. 6　Spatial distribution and accuracy verification of GWR downscaling data of annual precipitation in the Yellow River Basin

通过定量分析GWR数据的精度(图6d~f)。可以看出,在3个典型气候年中,GWR数据与GPM数据相比,GWR数据相关性略微降低,在湿润年(2020年)表现最为明显,降低了0.053;而在标准年(2012年),相较于GPM数据 R^2 仅降低了0.013,同时在2012年中GPM数据与GWR数据的Bias均为0.300,

说明GWR模型在降水量标准年表现较好；降尺度后3个典型气候年份的RMSE均略微提高。整体来看，GWR模型在降水量标准年表现效果较好。

3.2.2 MGWR模型降尺度结果及其精度分析 采用MGWR模型对GPM数据降尺度处理，得到了其在黄河流域2002、2012年和2022年3个典型气候年份中的1 km空间分辨率预测年降水数据空间分布图（图7a~c）。从图中可见，MGWR降尺度数据（以下简称MGWR数据）在降水空间分布细节相比较于GPM数据和GWR数据有明显提升；同时，其降水空间分布趋势与GPM数据整体上保持一致，并且与GWR数据相比，MGWR数据降水空间分布细节的表现能力更强且边缘更加平滑。

通过定量分析MGWR数据的精度（图7d~f）。可以看出，在3个典型气候年中，MGWR与GWR数据表现相同的是，在黄河流域范围内降水结果的相关性均略微低于GPM数据；表现不同的是，MGWR数据在干旱年（2002年）R^2降低表现得最为明显，比GPM数据降低了0.102；而在湿润年（2020年），MGWR数据R^2较GWR数据有略微提升，由0.683提升至0.688。MGWR数据在3个典型气候年份的RMSE均略微有提高，但是在2020年2种降尺度数据的RMSE值差异较小，整体上来看，说明MGWR模型在降水量湿润年表现效果较好。

3.3 2种模型降尺度结果对比

由图6a~c、图7a~c可知，GWR与MGWR数据，空间分辨率均从0.1°×0.1°提升至1 km×1 km；并且年降水空间分布趋势大致为自北向南逐渐递增，降水量峰值区主要位于黄河流域南端，在标准年（2012年）和湿润年（2020年），黄河流域东部存在另一降水量峰值区，这与GPM数据空间分布趋势整体上保持一致，并且随着空间分辨率的提高，降水空间分布细节相较于GPM数据表现得更加清晰，一些小范围、局部降水空间分布细节表现得更加明显，在一定程度上，可以更加清晰地反映出黄河流域降水的空间分布规律。与GWR模型相比，MGWR数据空间细节表现能力更强，降水数据空间分布边缘更加平滑，同时在这3个典型气候年份中可以看出，在降水量较丰富的地区，MGWR数据能够更好地表现出降水量空间分布的细节效果。3个典型气候年份降尺度数据对降水空间分布细节表现能力为：MGWR数据>GWR数据>GPM数据，MGWR数据可以较好地还原GPM数据在黄河流域地区的降水观测信息，并且在降水量丰富的地区表现更好。

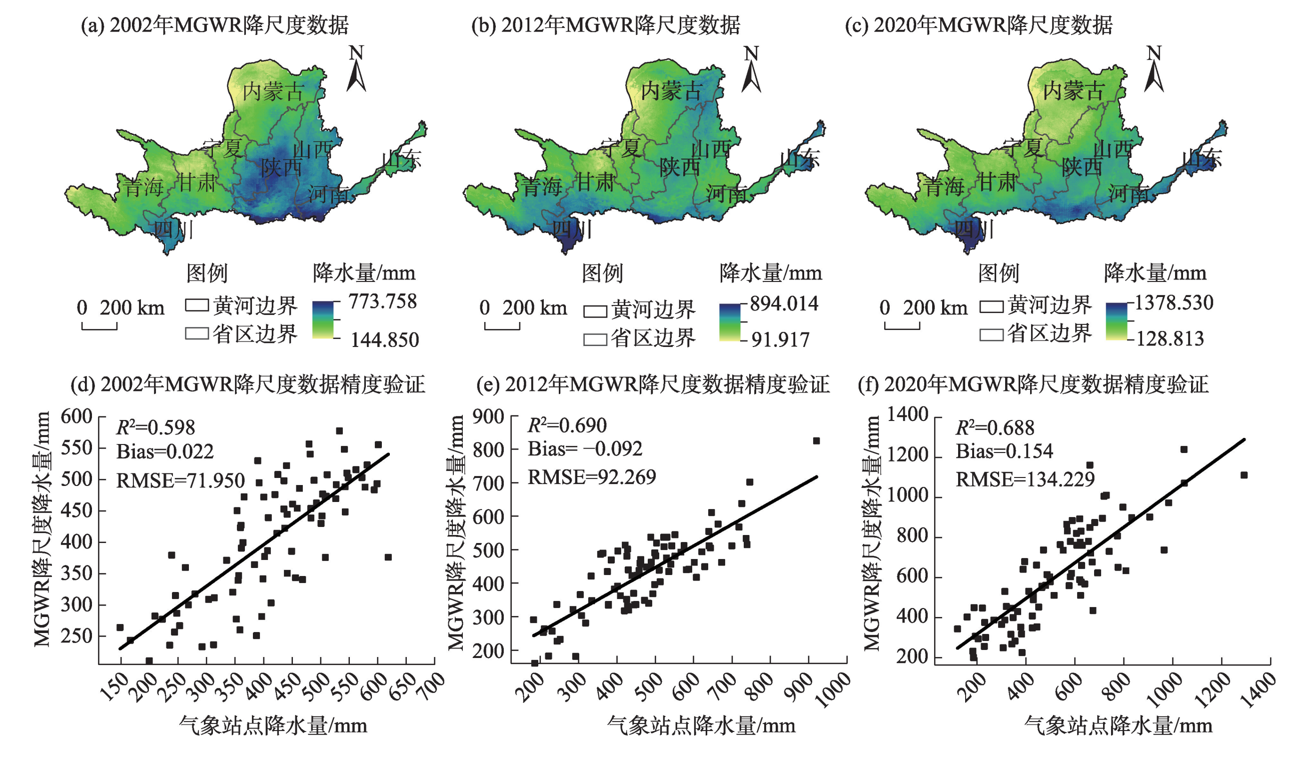


图7 黄河流域MGWR降尺度数据年降水量空间分布及其精度验证

Fig. 7 Spatial distribution and accuracy verification of MGWR downscaling data of annual precipitation in the Yellow River Basin

通过图8可以看出，在干旱年(2002年)与标准年(2012年)降水量差值多为正值，且正值范围分布较广；在湿润年(2020年)，黄河流域南部地区显示为正值，北部地区负值相对较多。总体上，由于干旱年(2002年)总降水量相对更小，其差值的值域范围也相对更小；湿润年(2020年)总降水量相对更大，其差值的值域范围也相对更大。原因可能是：降水量的多少影响了MGWR与GWR数据的精度，而导致了降尺度结果差值值域的变化。

从表2中可以看出，GWR、MGWR数据在3个典型气候年份的R^2值均介于0.5~0.8之间，标准年(2012年)R^2最高，干旱年(2002年)、湿润年(2020年)随着GPM数据R^2的升高，GWR与MGWR数据的R^2也随之有一定的提升，说明MGWR模型在降水量湿润年表现效果较好，其降尺度数据精度对原始数据的精度具有一定的依赖性。

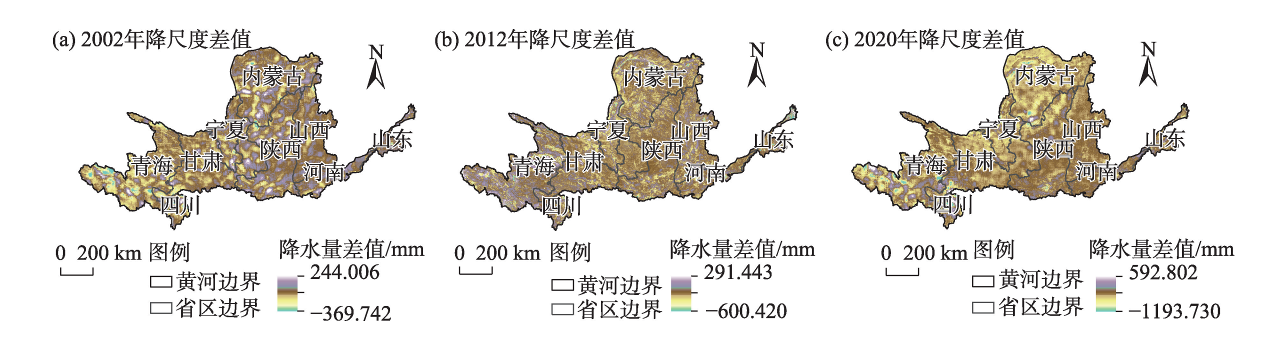


图8　黄河流域降尺度差值空间分布

Fig. 8　Spatial distribution of downscaling differences in the Yellow River Basin

表2　不同年份降尺度结果验证

Tab. 2　Verification of downscaling results in different years

评价指标	年份	GPM	GWR	MGWR
R^2	2002	0.700	0.670	0.598
	2012	0.786	0.773	0.690
	2020	0.736	0.683	0.688
Bias	2002	0.026	0.029	0.022
	2012	0.300	0.300	−0.092
	2020	0.311	0.309	0.154
RMSE	2002	62.144	65.482	71.950
	2012	72.644	73.940	92.269
	2020	115.091	134.041	134.229

注：R^2为决定系数；Bias为偏差；RMSE为均方根误差；GPM为全球降水观测计划；MGWR为混合地理加权回归；GWR为地理加权回归。

在3个典型气候年份中，GWR、MGWR数据与GPM数据相比R^2值均降低，RMSE升高，说明GPM数据与真实值的R^2并没有因其经过GWR与MGWR降尺度处理而提高。但是降尺度结果均降低了BIAS值，说明降尺度结果的准确性得到了提高，在年尺度上利用NDVI、LST、DEM、Slope、WDS对GPM数据进行降尺度具有一定的科学性。但是GWR、MGWR数据的R^2均低于GPM数据，其原因除了实测数据在一定程度上限制了降尺度结果的验证，造成一定程度的不确定性之外，还可能是由于黄河流域内降水丰富多变且地势复杂导致对降水的反演较为困难，并且本文中引入的环境变量有限，在处理过程中存在一定的信息丢失，导致2种降尺度数据的R^2略低。所以，GWR、MGWR数据在提升分辨率的同时，牺牲掉了一部分的数据精度[35]。

4　讨论

目前，GWR模型降尺度方法被众多学者广泛应用于卫星遥感降水产品的降尺度研究中[20-24]，但是其使用受到环境变量是否具有空间平稳性的限制。降水是一种复杂的自然现象，其特点是在时间和空间上都具有显著的可变性[25-26]，并且影响降水的因素中可能同时包含空间平稳和空间非平稳2种类型。因此，分析MGWR模型在不同干湿气候条件下对黄河流域GPM数据的降尺度效果，能够为相关区域范围的降水降尺度研究提供宏观参考与借鉴，促进区域气候水文研究。

整体上，本文证实了MGWR模型相对于传统GWR模型在降水数据降尺度方面的优势，基于MGWR模型通过对3个典型气候年份GPM数据降尺度

处理以进行空间分辨率的转换可以为黄河流域地区提供更高空间分辨率降水数据，研究结果一定程度上可以为我国部分区域相同降水条件下的卫星降水产品降尺度处理提供参考和借鉴，对气候条件多样、地形复杂地区的水文气象研究具有重要的应用价值。但是，本研究仍存在一些问题有待进一步研究。首先，由于研究区站点数量较少且分布不均导致难以开展更为细致的精度验证，会降低结果的准确度。其次，研究区域地貌复杂，通过探索更多其他对降水变化敏感的环境变量，可以建立一个更可靠、更稳定的模型。

5 结 论

本文通过分析MGWR模型在不同干湿气候条件下对黄河流域GPM卫星降水产品的降尺度效果，得到主要结论如下：

（1）从原始卫星降水产品数据来讲，黄河流域2002、2012年和2020年GPM与地面气象站点观测值具有较好的相关性，GPM数据在年际和站点的时空尺度上精度较好，在研究区域内有一定的适用性。

（2）利用MGWR模型对GPM数据进行降尺度研究，其降尺度结果与原始数据相比，大幅度提高了GPM数据在黄河流域地区的空间分辨率，能够更加准确地反映研究区降水的空间分布特征，并且由于MGWR模型进行了全局变量与局部变量区分，MGWR数据较GWR数据有着更强的空间细节表现能力，在降水量较丰富的2020年表现得更加显著，说明MGWR模型把环境变量进行全局变量与局部变量区分可以提升降尺度数据的空间表现能力。

（3）在黄河流域3个典型气候年份中，MGWR模型在2012年降水量标准年中降尺度结果表现较好，MGWR数据比GWR数据的准确性略有提高。但是MGWR与GWR 2种数据精度在一定程度上依赖于原始数据，其数据与气象观测站点数据的相关性并未得到提升，甚至损失了一定的相关性，这可能是由于研究区域自然地理条件复杂，所选用的环境变量与降尺度模型无法完全对降水的空间异质性进行解释造成的。

参考文献(References)

[1] Michaelides S, Levizzani V, Anagnostou E, et al. Precipitation: Measurement, remote sensing, climatology and modeling[J]. Atmospheric Research, 2009, 94(4): 512-533.

[2] Pipunic R C, Ryu D, Costelloe J F, et al. An evaluation and regional error modeling methodology for near-real-time satellite rainfall data over Australia[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2015, 120(20): 10767-10783.

[3] Kang E, Cheng G, Lan Y, et al. A model for simulating the response of runoff from the mountainous watersheds of inland river basins in the arid area of northwest China to climatic changes[J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 1999, 42(1): 52-63.

[4] 唐国强, 万玮, 曾子悦, 等. 全球降水测量(GPM)计划及其最新进展综述[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 607-615. [Tang Guoqiang, Wan Wei, Zeng Ziyue, et al. An overview of the global precipitation measurement (GPM) mission and it's latest development[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 607-615.]

[5] 田亚林, 李雪梅, 李珍, 等. 1980—2017年天山山区不同降水形态的时空变化[J]. 干旱区地理, 2020, 43(2): 308-318. [Tian Yalin, Li Xuemei, Li Zhen, et al. Spatial and temporal variations of different precipitation types in the Tianshan Mountains from 1980 to 2017[J]. Arid Land Geography, 2020, 43(2): 308-318.]

[6] 肖柳斯, 张阿思, 闵超, 等. GPM卫星降水产品在台风极端降水过程的误差评估[J]. 高原气象, 2019, 38(5): 993-1003. [Xiao Liusi, Zhang Asi, Min Chao, et al. Evaluation of GPM satellite-based precipitation estimates during three tropical-related extreme rainfall events[J]. Plateau Meteorology, 2019, 38(5): 993-1003.]

[7] Hsu K, Gao X, Sorooshian S, et al. Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, American Meteorological Society, 1997, 36(9): 1176-1190.

[8] Hsu K, Gupta H V, Gao X, et al. Estimation of physical variables from multichannel remotely sensed imagery using a neural network: Application to rainfall estimation[J]. Water Resources Research, 1999, 35(5): 1605-1618.

[9] Sorooshian S, Hsu K, Gao X, et al. Evaluation of PERSIANN system satellite-based estimates of tropical rainfall[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2000, 81(9): 2035-2046.

[10] Huffman G J, Adler R F, Arkin P, et al. The global precipitation climatology project (GPCP) combined precipitation dataset[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1997, 78(1): 5-20.

[11] Huffman G J, Adler R F, Bolvin D T, et al. Improving the global precipitation record: GPCP Version 2.1[J]. Geophysical Research Letters, 2009, 36(17): L17808, doi: 10.1029/2009GL040000.

[12] Huffman G J, Bolvin D T, Nelkin E J, et al. The TRMM multisatellite precipitation analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales[J]. Journal of Hydrometeorology, American Meteorological Society, 2007, 8(1): 38-55.

[13] Huffman G J, Bolvin D T, Braithwaite D, et al. NASA global precipitation measurement (GPM) integrated multi-satellite retrievals

for GPM (IMERG)[R]. Greenbelt: National Aeronautics and Space Administration (NASA), 2014.

[14] Anjum M N, Ding Y, Shangguan D, et al. Performance evaluation of latest integrated multi-satellite retrievals for global precipitation measurement (IMERG) over the northern highlands of Pakistan[J]. Atmospheric Research, 2018, 205: 134-146.

[15] Tan M L, Duan Z. Assessment of GPM and TRMM precipitation products over Singapore[J]. Remote Sensing, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2017, 9(7): 720, doi: 10.3390/rs9070720.

[16] Chen F, Li X. Evaluation of IMERG and TRMM 3B43 monthly precipitation products over mainland China[J]. Remote Sensing, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2016, 8(6): 472, doi: 10.3390/rs8060472.

[17] Xu S G, Wu C Y, Wang L, et al. A new satellite-based monthly precipitation downscaling algorithm with non-stationary relationship between precipitation and land surface characteristics[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 162: 119-140.

[18] Duan Z, Bastiaanssen W G M. First results from Version 7 TRMM 3B43 precipitation product in combination with a new downscaling-calibration procedure[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 131: 1-13.

[19] Wilby R L, Wigley T M L. Downscaling general circulation model output: A review of methods and limitations[J]. Progress in Physical Geography: Earth and Environment, 1997, 21(4): 530-548.

[20] Immerzeel W W, Rutten M M, Droogers P. Spatial downscaling of TRMM precipitation using vegetative response on the Iberian Peninsula[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(2): 362-370.

[21] Jia S, Zhu W, Lü A, et al. A statistical spatial downscaling algorithm of TRMM precipitation based on NDVI and DEM in the Qaidam Basin of China[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3069-3079.

[22] 温伯清, 刘戎, 庞国伟, 等. GPM卫星降水数据的降尺度研究——以陕西省为例[J]. 干旱区地理, 2021, 44(3): 786-795. [Wen Boqing, Liu Rong, Pang Guowei, et al. Downscaling study of GPM satellite precipitation data: A case study of Shaanxi Province [J]. Arid Land Geography, 2021, 44(3): 786-795.]

[23] 曾昭昭, 王晓峰, 任亮. 基于GWR模型的陕西秦巴山区TRMM降水数据降尺度研究[J]. 干旱区地理, 2017, 40(1): 26-36. [Zeng Zhaozhao, Wang Xiaofeng, Ren Liang. Spatial downscaling of TRMM rainfall data based on GWR model for Qinling-Daba Mountains in Shaanxi Province[J]. Arid Land Geography, 2017, 40 (1): 26-36.]

[24] 崔路明, 王思梦, 刘轶欣, 等. TRMM和GPM卫星降水数据在中国三大流域的降尺度对比研究[J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30(6): 1317-1328. [Cui Luming, Wang Simeng, Liu Yixin, et al. Comparative study on downscaling of TRMM and GPM satellite precipitation data in three major river basins in China[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2021, 30(6): 1317-1328.]

[25] Bohnenstengel S I, Schlünzen K H, Beyrich F. Representativity of in situ precipitation measurements: A case study for the LITFASS area in north-eastern Germany[J]. Journal of Hydrology, 2011, 400 (3): 387-395.

[26] Marzano F S, Cimini D, Montopoli M. Investigating precipitation microphysics using ground-based microwave remote sensors and disdrometer data[J]. Atmospheric Research, 2010, 97(4): 583-600.

[27] Arshad A, Zhang W, Zhang Z, et al. Reconstructing high-resolution gridded precipitation data using an improved downscaling approach over the high altitude mountain regions of upper Indus Basin (UIB)[J]. Science of the Total Environment, 2021, 784: 147140, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.147140.

[28] 张小兵, 柳礼香. 1998—2018年黄河流域水资源变化特征研究[J]. 地下水, 2020, 42(5): 187-189, 291. [Zhang Xiaobing, Liu Lixiang. Study on the change characteristics of water resources in the Yellow River Basin from 1998 to 2018[J]. Ground Water, 2020, 42 (5): 187-189, 291.]

[29] 王澄海, 杨金涛, 杨凯, 等. 过去近60 a黄河流域降水时空变化特征及未来30 a变化趋势[J]. 干旱区研究, 2022, 39(3): 708-722. [Wang Chenghai, Yang Jintao, Yang Kai, et al. Changing precipitation characteristics in the Yellow River Basin in the last 60 years and tendency prediction for next 30 years[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(3): 708-722.]

[30] 杨飞, 张成业, 李军, 等. 基于GRACE的黄河流域陆地水储量时空变化研究[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 52(4): 106-112. [Yang Fei, Zhang Chengye, Li Jun, et al. Temporal and spatial changes of terrestrial water storage in Yellow River Basin based on GRACE [J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 52(4): 106-112.]

[31] 付含培, 王让虎, 王晓军. 1999—2018年黄河流域NDVI时空变化及驱动力分析[J]. 水土保持研究, 2022, 29(2): 145-153, 162. [Fu Hanpei, Wang Ranghu, Wang Xiaojun. Analysis of spatiotemporal variations and driving forces of NDVI in the Yellow River Basin during 1999—2018[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(2): 145-153, 162.]

[32] Brunsdon C, Fotheringham S, Charlton M. Geographically weighted regression-modelling spatial non-stationarity[J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician), 1998, 47(3): 431-443.

[33] Brunsdon C, Fotheringham A S, Charlton M. Some notes on parametric significance tests for geographically weighted regression[J]. Journal of Regional Science, 1999, 39(3): 497-524.

[34] Mei C L, He S Y, Fang K T. A note on the mixed geographically weighted regression model[J]. Journal of Regional Science, 2004, 44(1): 143-157.

[35] 郭妍. 陕西省TRMM降水数据反演精度的时空分布特征研究[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2017. [Guo Yan. Spatlal & time distribution characteristics of retrieval accuracy on TRMM percipitation data in Shaanxi Province[D]. Xianyang: Northwest Agriculture & Forestry University, 2017.]

Downscaling of GPM satellite precipitation data in the Yellow River Basin based on MGWR model

BAI He[1,2], MING Yisen[1,2], LIU Qihang[1,2], HUANG Chang[1,2,3]

(1. Shaanxi Key Laboratory of Earth Surface System and Environmental Carrying Capacity, Xi'an 710127, Shaanxi, China; 2. College of Urban and Environmental Sciences, Northwest University, Xi'an 710127, Shaanxi, China; 3. Institute of Earth Surface System and Hazards, College of Urban and Environmental Sciences, Northwest University, Xi'an 710127, Shaanxi, China)

Abstract: Because the Yellow River Basin of China is a vast area with sparse meteorological stations, limited meteorological data are available. Satellite precipitation data are an alternative for precipitation observations. In this study, the precipitation data of the Yellow River Basin for 2002, 2012, and 2020 were considered representative of dry, standard, and wet years to downscale global precipitation measurement (GPM) precipitation data. The normalized difference vegetation index, digital elevation model, slope, land surface temperature, and wind speed that reflect the spatial distribution characteristics of precipitation and the characteristics of spatial nonstationarity were investigated and used in two downscaling methods, namely the geographically weighted regression model (GWR) and mixed geographically weighted regression model (MGWR) to obtain the downscaling precipitation data of 1-km spatial resolution in the Yellow River Basin. The downscaling results were verified by the ground meteorological station data. The results revealed that: (1) GPM annual precipitation data were highly correlated with ground meteorological station observation data in the Yellow River Basin in 2002, 2012, and 2020. (2) Downscaling with the MGWR model considerably improved the spatial resolution. In terms of the spatial details of precipitation, the downscaling results of the MGWR model were superior to those of the GWR model. (3) In the three typical climate years, the accuracy of MGWR downscaling data in the precipitation standard year was slightly higher than that of GWR downscaling data. The results of this study can provide a reference for precipitation downscaling research in related regions and promote regional climate and hydrological research.

Key words: mixed geographically weighted regression model (MGWR); geographically weighted regression model (GWR); global precipitation measurement (GPM); Yellow River Basin